

**Ю.И. ДОРОФЕЕВ**, канд. техн. наук  
**В.В. МЯКОТИН**, студент НТУ «ХПИ»

## **ОЦЕНИВАНИЕ СТОИМОСТИ ОБЪЕКТОВ НЕДВИЖИМОСТИ С ПОМОЩЬЮ ИСКУССТВЕННОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ**

У статті розглянуто методи оцінки ринкової вартості об'єктів нерухомості. Запропоновано евристичний спосіб реалізації за допомогою штучної нейронної мережі методу прямого порівняльного аналізу продажів для оцінки вартості квартир. Наведена експериментальна оцінка якості роботи запропонованого підходу.

Жилая недвижимость является специфическим товаром, стоимость которого зависит от большого числа разнообразных факторов. Наиболее существенными являются следующие факторы:

- 1) *физические*, которые делятся на природные – земля, климат, ресурсы – и созданные человеком – сооружения, коммуникации, коммунальные объекты и др.;
- 2) *социальные*: тенденции изменения численности населения, омоложения или старения, стиль и уровень жизни, тенденции изменения образовательного уровня и уровня преступности, отношение к соседним объектам недвижимости и их владельцам;
- 3) *экономические*: тенденции изменения уровня доходов, арендной платы, цен, кредитная политика и др.;
- 4) *административные*: ограничительные или либеральные строительные нормы и правила, услуги муниципальных служб, налоговая политика и др.

На практике при оценке стоимости квартир учитывают следующие факторы: удаленность от центра города, близость к метро, количество комнат, общая площадь, жилая площадь, площадь кухни, состояние жилья, этажность здания, этаж, на котором расположена квартира, особенности санузла, наличие в доме лифта, наличие телефона.

Для оценки рыночной стоимости недвижимости применяют либо метод капитализации, либо методы затратного подхода: метод сравнительной единицы или поэлементный метод. Однако, так как явный вид зависимости стоимости квартир от перечисленных выше факторов неизвестен, стандартные методы оценивания не всегда оказываются эффективными. Поэтому задача оценивания квартир обычно решается экспертами на основе сравнительного подхода, который включает два основных метода – метод прямого сравнительного анализа продаж и метод валового рентового мультипликатора.

Метод прямого сравнительного анализа продаж заключается в анализе фактических сделок купли-продажи аналогичных объектов недвижимости,

сравнении их с оцениваемым объектом и внесении соответствующих поправок. Главным недостатком такого подхода является субъективность или недостаточная опытность оценщика. Устранить указанный недостаток позволяет применение методов искусственного интеллекта.

Для решения задачи оценки стоимости квартир в данной работе предлагается синтезировать искусственную нейронную сеть прямой передачи сигналов, обучение которой выполняется методом обратного распространения ошибок. На вход сети подается вектор, содержащий оцифрованные данные, характеризующие квартиру, а на выходе сети формируется оценка стоимости квартиры.

Для формирования обучающей выборки были использованы данные агентства недвижимости “Аверс” о проданных 146 квартирах в четырех районах города Харьков за летний период 2004 года.

Стоимость проданных квартир зависит как от перечисленных выше факторов, так и от некоторых субъективных показателей (стремление продавца продать квартиру в краткие сроки, неопытность продавца или покупателя и т.д.). Следовательно, обучающие данные могут включать случайные величины. Предположим, что векторы, описывающие квартиры из обучающей выборки, включают случайные величины, распределенные по нормальному закону. Для ограничения разброса случайных величин была выполнена нормировка данных так, чтобы они имели среднее значение, равное 0, и стандартное отклонение, равное 1.

Затем применена процедура факторного анализа, с помощью которой решены следующие задачи: 1) выполнена ортогонализация входных векторов, чтобы исключить их взаимную корреляцию; 2) из массива входных векторов удалены факторы, вклад которых в оценку стоимости составляет менее 5%. В результате из исходных двенадцати факторов, влияющих на стоимость квартиры, были отобраны семь.

Для исключения эффекта «переобучения» сети [1] применяется процедура прерывания обучения. Для этого исходные данные разделяются на три подмножества: обучающий набор (половина имеющихся данных), контрольный набор и тестовый набор (по четверти всех имеющихся данных). Обучающее подмножество используется для настройки параметров сети; контрольное подмножество используется в течение всего процесса обучения для того, чтобы контролировать представительность используемой выборки. Как правило, ошибка для контрольного подмножества на начальной фазе обучения уменьшается, так же, как и ошибка для обучающего подмножества. Однако, когда ошибка для контрольного подмножества начинает увеличиваться, это означает, что в сети начал проявляться эффект переобучения. В этом случае фиксируется итерация, на которой ошибка для контрольного подмножества была минимальной, и восстанавливаются соответствующие значения настраиваемых параметров сети.

Для оценки качества обучения сети выбрана средняя суммарная квадратичная ошибка, получаемая на выходе сети при подаче всех векторов из обучающего набора:

$$E = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (C_i - Y_i)^2 ,$$

где  $Y_i$  – оценка стоимости  $i$ -й квартиры, полученная на выходе нейронной сети,  $C_i$  – цена, по которой была продана  $i$ -я квартира,  $N$  – количество векторов входа. Для ускорения процесса сходимости алгоритма обратного распространения ошибки применена методика Левенберга-Марквардта [2].

Для решения задачи оценивания стоимости квартир была синтезирована нейронная сеть прямой передачи сигналов, состоящая из двух слоев нейронов. Выходной слой сети состоит из одного нейрона, на выходе которого формируется величина стоимости квартиры, вектор описания которой подается на вход. Активационные функции нейронов сети выбираются в ходе эксперимента, целью которого является минимизация ошибки сети. Наилучшие результаты достигаются при использовании в первом слое нейронов с сигмоидальной функцией активации, а в выходном слое – с линейной функцией активации.

Для окончательного выбора архитектуры нейронной сети, предназначенной для решения рассматриваемой задачи, необходимо выбрать число нейронов в скрытом слое. В работе [3] при выборе архитектуры сети предлагается использовать следующее эвристическое правило: количество нейронов в скрытом слое определяется половиной суммарного количества входов и выходов. На рис.1 приведены результаты исследования зависимости точности оценки от количества нейронов в первом слое сети. Результаты усреднены по 100 реализациям сети. Как видно из графика, с поставленной задачей лучше всего справляется сеть с семью нейронами в первом слое.

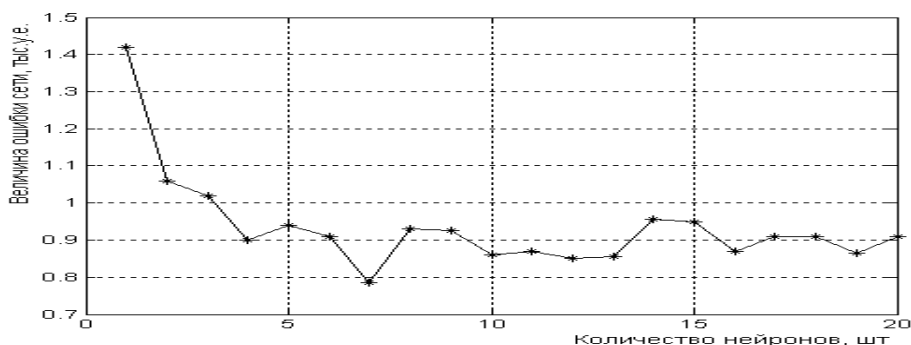


Рис. 1. Зависимость величины ошибки сети от количества нейронов в первом слое

При этом величина ошибки на выходе сети, усредненная по 100 реализациям, составила 0.791 тыс. у.е., что соответствует 2.6 % от средней стоимости квартир. На рис.2,а приведены результаты обучения сети, построенной на основе изложенных выше принципов с применением процедуры прерывания обучения. Очевидно, что после восьмой итерации возникла тенденция к переобучению, поэтому в качестве окончательных выбраны параметры сети, полученные после шести итераций.

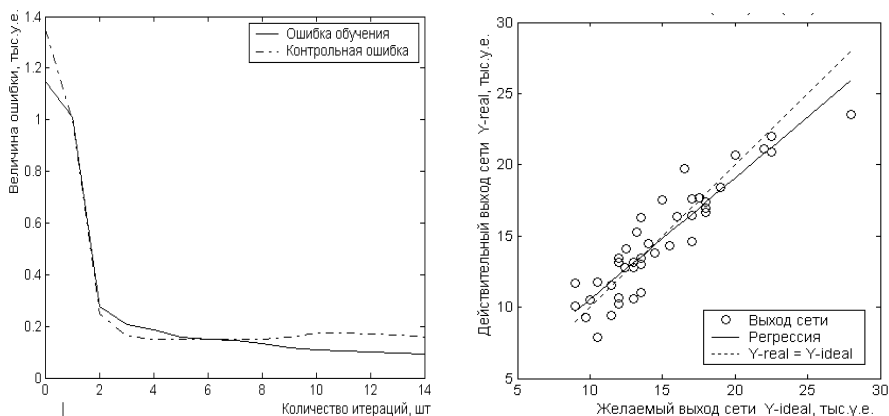


Рис.2. Результаты обучения (а) и регрессионного анализа (б) нейронной сети

Для оценки качества синтезированной нейронной сети выполнен регрессионный анализ выходов сети и соответствующих целей. Полученные результаты представлены на рис.2,б.

Коэффициенты уравнения регрессии, определяющие наклон и смещение линии регрессии в координатах цель-выход, соответственно равны  $A = 0.853$  и  $B = 2.03$ , а коэффициент корреляции равен 0.917. Если выходы сети точно совпадают с целями, то наклон равен 1, а смещение 0. На приведенном графике видно, что полученные параметры достаточно точно отражают линейную регрессию. Коэффициент корреляции близок к 1, что указывает на существенную корреляцию между выходами сети и целевыми значениями, т.е. малые изменения цели будут адекватно отражаться в выходах нейронной сети, что является характеристикой ее высокого качества.

**Список литературы:** 1. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации / Пер. с польского И.Д. Рудинского. – М.: Финансы и статистика, 2002. – 344 с. 2. Haykin S. Neural Networks, a Comprehensive Foundation. – N.Y.: Macmillan College Publishing Company, 1994. 3. Медведев В.С., Потемкин В.Г. Нейронные сети. MATLAB 6 / Под общ. ред. В.Г.Потемкина. – М.: ДИАЛОГ-МИФИ, 2002. – 496 с.

Поступила в редколлегию 14.06.05